

人工智能如何影响劳动力需求和结构?

——基于上市公司年报数据的实证检验

潘丽群 李 静 余梦琳

内容提要:本文基于企业人工智能应用的技术属性,结合人力资本互补理论与企业动态能力理论,选取2009—2019年中国A股上市公司年报数据,利用文本分析和机器学习方法构建企业使用人工智能指数,探讨人工智能应用对企业劳动力需求结构的影响以及微观影响机理。研究结果显示:人工智能应用对劳动力需求数量的影响总体上呈“中性”,但存在单极化结构效应,提升了企业对高技能劳动力的需求;单极化的结构效应通过增加企业内部的研发投入、提升经营管理信息化程度和促进企业外部的产业链链接三条路径来实现。本文基于实证研究补充了微观企业层面的新技术运用对企业劳动力需求影响的学术探讨边界,丰富了企业劳动力需求变化的研究,为企业应对新技术冲击下的劳动力需求变化和制定引导劳动力充分就业政策提供理论依据。

关键词:人工智能 劳动力结构 单极化效应 文本分析 机器学习

中图分类号:F279.232.92

文献标识码:A

文章编号:1000-7636(2024)10-0077-22

一、问题提出

人工智能作为一种以替代人类部分认知和思考能力为目标的综合性技术,正在社会经济活动中普遍展开应用。关于人工智能应用最重要的研究议题之一就是人工智能是否会造成大量劳动力失业,人类是否会被工业机器人和人工智能软件所替代,哪些岗位需求是因为人工智能应用而创造出来的?要完整回答这些问题,除了对人工智能的就业冲击效应做科学稳健的评估外,还需要基于人工智能技术属性,从人工智能技术在微观层次上的具体应用过程去观察人工智能技术对就业岗位的影响机理。

人工智能对就业的冲击的研究大致可以分为三大块:一是整体劳动力市场就业数量的变化,得出的结论有就业数量整体上的增加、减少或变化不大^[1-3]。二是对不同劳动力类型的冲击程度分析,特别是对不同

收稿日期:2024-02-21;修回日期:2024-07-09

基金项目:国家自然科学基金青年科学基金项目“人工智能、职业迁移网络对劳动者就业影响研究”(72003052);国家社会科学基金一般项目“人工智能促进区域经济协调发展的机制研究”(22BJL062);广东省基础与应用基础研究面上项目“人工智能应用对企业就业需求的影响研究”(2022A1515012089);福建省自然科学基金面上项目“基于城市社会环境调节效应的智能制造与企业经营绩效提升研究”(2023J01031)

作者简介:潘丽群 广州大学经济与统计学院副教授,广州,510006;

李 静 厦门大学宏观经济研究中心副教授,通信作者,厦门,361005;

余梦琳 镇江经济技术开发区审计局科员,镇江,212009。

作者感谢匿名审稿人的评审意见。

技能劳动力的分析。大部分研究认为人工智能的应用将增加高低技能岗位,对中技能岗位冲击最大^[2,4-6],从而得出中技能岗位劳动者失业比率最大的结论。三是从微观企业的视角进行分析,针对不同企业采用人工智能的程度差异及其相应的影响展开研究^[7-8]。国内由于缺乏企业层面人工智能技术应用的微观数据,此类研究相对较少,一般采用行业或地区的人工智能应用水平来分析企业层面的劳动力需求变化^[9-10],如吕越等(2020)使用国际机器人联盟(IFR)的行业数据分析中国企业替代低端生产环节劳动力来提升企业的价值链分工^[9];王永钦和董雯(2020)采用机器人行业数据和制造业上市公司数据,研究机器人使用对企业劳动力需求的替代效应^[10]。也有少数文献自行构建指标测量企业智能化水平,如张吉昌等(2023)使用制造业上市企业数据,基于智能化认知、投入和产出构建企业智能化水平,研究发现企业智能化转型促进人力资本结构升级^[11]。

已有关于人工智能就业冲击效应的研究成果比较丰富,但存在两个问题有待进一步讨论。其一,由于缺乏精确的微观企业层面的人工智能使用数据,人工智能对企业劳动力需求的结构效应还没有进行稳健可靠的实证检验。从目前的研究来看,企业的人工智能应用数据要么采用行业层面变量代替^[9-10];要么使用微观企业调查数据,但只限于局部省份数据^[12];也有使用工业企业和海关匹配的数据^[13],但研究年份止于2013年,考虑到2013年工业机器人的国产化开始发力,进口数据未能反映近年发展趋势。同时,大多数研究把工业机器人作为人工智能的表征,将二者对等,未能反映人工智能实际应用中的综合性。因此,本文基于2009—2019年中国A股上市公司数据,采用文本分析和机器学习技术构建综合衡量企业应用人工智能技术的指标,以便研究人工智能使用对企业劳动力需求数量和结构将产生怎样的影响。其二,人工智能对就业产生冲击效应的微观机制已有研究阐述得还不够完整准确,只观察到替代效应^[10,12,14]、创造效应^[3,15-16]、生产率效应^[17-18]等,验证了结果,而没有详细验证机理过程。微观层面上,在企业应用人工智能技术的过程中,企业发生了哪些改变,从而导致企业对劳动力的需求发生变化,即这些就业效应是如何产生的呢,现有文献的讨论并不充分。

综合人工智能等新技术对企业生产经营活动影响的相关研究^①可以发现,其技术属性会对企业的劳动力需求产生不同程度的影响。在人工智能应用的过程中,依据企业动态能力理论,除了生产环节的直接使用工业机器人外,还需要对企业的生产经营管理活动进行全面的改造,以适应和充分发挥新的生产技术^[19];数字化转型对企业的供应链集成有显著的推动效用^[20],促进了企业现有生产体系的深度融合^[21],并且人工智能技术具有更大的开放式创新特征^[22]。此外,依据人力资本互补理论,新技术需要与人力资本结构互补才能转化为企业的生产经营能力^[23]。总之,要对微观的影响机理进行分析,必须准确理解人工智能在企业应用过程中所呈现出来的技术属性,从技术特征出发来理解企业劳动力需求为什么会发生变化,以及将如何变化?因此,基于对人工智能应用的技术属性的分析,本文考察这些技术特征是如何在人工智能应用过程中影响企业的劳动力需求的,从而阐述人工智能对企业劳动力需求及其结构影响的微观机制。

二、理论分析与研究假设

(一) 人工智能对企业劳动力需求的影响

人工智能作为一种全新的技术进步,依据其对劳动任务的影响,人工智能影响就业的作用机制可以分

① 涉及企业应用人工智能技术的研究,还可以从信息与通信技术(ICT)、企业数字化转型展开。本文对三个专有名词的理解如下:三个名词都是刻画企业应用信息技术、网络技术、智能计算科学技术等新技术来提升企业管理运营能力、生产和创新效率,都是表征市场竞争能力的新一代综合技术。三者各有侧重点:信息与通信技术侧重描绘信息的采集、传递、运算、执行;数字化转型侧重将数字信息转化为企业运转过程中需要的有特定意义的数据,展现更丰富的内容以帮助企业进行经营;而人工智能应用强调对数据进行人工智能的分析,通过对更大的生产网络、管理信息网络的不间断监控和分析,辅助企业进行生产经营所有环节上的决策。

为替代效应和创造效应^[24]。

人工智能对就业的替代效应。人工智能相对于劳动力更具有比较优势,在生产规模不变条件下直接发生“机器代人”,就业岗位减少甚至直接消失^[3,25],例如在汽车企业,每使用1台机器可以替代5名劳动力,生产效率提升15%^[26]。在一些岗位上,人工智能完成得和人类一样好甚至更出色,但人工智能成本比人的劳动力成本更低,效率更高,从而实现对人的替代^[24,27]。

人工智能对就业的创造效应,一是新技术的研发、应用和推广本身就会产生新职业、新部门和新产业,进而增加就业需求^[3,16]。技术进步的进程总是伴随着新岗位的诞生,例如工业革命以来的工程师、会计、管理、维修工等一系列新岗位。人工智能作为新一代信息技术的集成也不例外,产生了诸如人工智能工程师等新晋岗位。二是技术进步降低了生产经营成本,使得商品和服务价格下降,又通过“收入效应”令居民储蓄增加,商品需求扩大,同时企业融资成本降低,投资增加,通过社会再生产过程,企业扩大生产规模,增加生产线或经营单元,创造大量就业机会,可以称为“(产品)需求效应”。除了对本行业本企业的影响,“收入效应”还会增加对其他行业产品的需求,从而推动其他行业规模扩大和就业岗位增加,该情形也被称为“溢出效应”。比如农业机械化水平提高,农产品价格降低后,居民实际收入增加,增加对非农产品的需求^[28]。技术进步通过收入效应、产品需求效应和溢出效应共同对就业市场产生积极作用。

人工智能对就业数量的影响。人工智能对就业的总体影响取决于负向的替代效应和正向的创造效应的综合结果。一些学者认为,人工智能与以往技术不同之处在于,它不仅实现对劳动力体力的替代,机器算法等技术能够在很大程度上实现对脑力创造性活动的替代^[29],完成很多以往只有高技术人才才能完成的任务。因此,人工智能不是以往自动化技术或者信息技术的简单延续,其影响可能不同以往^[30]。但普遍观点认为,人工智能对总体就业没有威胁。在人工智能替代与创造的正负效应之间,就业总量达到平衡^[3,15,31]。历史数据表明,过去一个多世纪里各国就业人数基本保持不断增长的态势^[18]。阿西莫格鲁和雷斯特雷波(Acemoglu & Restrepo, 2018)针对美国1980—2010年数据的实证研究发现,就业增长的一半左右是由技术进步的创造效应带来的^[3]。奥托和萨洛蒙斯(Autor & Salomons, 2017)的实证研究也表明,尽管在生产率上升的行业,劳动占比下滑,但宏观就业增长趋势依然成立^[6]。与此类似的中性或积极作用也表现在美洲和欧洲国家,譬如奥辛斯基和怀恩奇(Oschinski & Wyonch, 2017)对加拿大的市场研究未发现智能化技术在短期引起大量失业^[32];多思等(Dauth et al., 2018)对1994—2014年德国IFR数据分析表明,机器人使用并未造成总体就业消失^[33]。格雷茨和迈克尔斯(Graetz & Michaels, 2018)使用1993—2007年17个国家的IFR面板数据,并未发现工业机器人对总就业有显著影响^[17]。基于上述分析,本文提出如下假设。

H1a:人工智能对企业的劳动力需求总量影响“中性”。

人工智能对就业结构的影响。人工智能作为技能偏向性技术,对不同技能劳动者的影响是非对称的。多数研究认为受到冲击最大的是从事程序化、常规性工作的中等技能劳动力,其次是从事非常规复杂劳动的高技能劳动力和从事非常规简单劳动的低技能劳动力。大多数实证研究也证明最容易被替代的是中间层就业岗位。迈克尔斯等(Michaels et al., 2014)运用美国、日本和9个欧盟发达国家1980—2004年的行业数据发现,在ICT投资增长更快的行业部门,对高等教育水平的就业需求迅速增长,而对中等教育水平劳动力需求则大幅下降^[4]。高技能劳动力和低技能劳动力就业明显上升,即存在非常明显的就业极化现象^[24,26,33]。

人工智能将重塑劳动力格局。戈斯等(Goos et al., 2014)更是发现劳动力就业结构变化呈两极化趋势,包括人工智能在内的ICT,替代了从事程序化、常规性工作的中等技能劳动力,也能辅助高技能(教育水平)

劳动者完成复杂的分析工作,对从事非常规简单劳动的园丁、厨师等低技能劳动力的影响则较小^[5]。同时,伴随着第三产业在经济结构占比不断上升,服务业劳动力技能水平恰好是以高端和低端为主,这也放大了就业极化现象^[6]。

人工智能技术对中国就业的影响同样并非线性。孙早和侯玉琳(2019)利用2001—2015年中国省级面板数据研究发现,工业智能化增加了对高、低技能劳动力的需求,导致中国劳动力就业结构整体上呈现出两极化特征,但进一步对东南沿海的研究发现,先进设备对低教育程度劳动力的替代,在就业结构上反而呈现出单极化趋势^[34]。张于喆(2019)从理论上证明了从事中低技能工作的人群是人工智能发展的潜在受损者,低技能劳动力处于人工智能发展中的劣势,这与对欧美国家实证发现的对低技能劳动力促进结果不同^[35]。吕越等(2020)实证研究发现,人工智能替代从事低端环节生产的劳动力^[9]。李新娥等(2021)基于制造业企业101家上市公司的样本,研究发现人工智能技术应用与制造业企业的员工规模和生产人员结构比例呈显著负相关关系,与技术人员结构比例呈显著正相关关系^[36]。李梦娜和周云波(2022)利用地级市层面数据,研究发现智能化、数字化的发展提高人力资本结构高级化水平^[37]。基于上述分析,本文提出如下假设。

H1b:人工智能对企业的劳动力需求结构影响“极化”。

(二)企业人工智能通过研发、信息化和产业关联影响劳动力需求结构

本文通过分析人工智能技术在企业的应用过程来解释人工智能对企业劳动力的影响机制。在企业应用过程中,人工智能技术的发展大体上经历了信息化、数字化以及智能化三个状态,目前三个状态是相互融合的,现有研究大部分没有刻意区分这三个技术应用状态,现实中不同类型的企业可能处于不同的状态。本文认为,相对于企业信息化、数字化转型来说,可以进行人工智能应用的企业具有新的技术能力和应用模式,且人工智能的广泛应用也是企业发展的最终方向,所以用人工智能技术来概括这一发展方向。智能化不同于信息化和数字化,智能化要求企业具有持续的创新能力和充分的信息化投入支撑,以及与生产网络的互动能力。

首先,智能化要求企业具有持续的创新能力和充分的信息化投入支撑,以及与生产网络的互动能力。企业人工智能的应用需要集成办公信息系统、具备智能传感的物联网系统、具备智能交互和深度学习能力的计算机等多项技术,在协同平台上进行各项企业资源的配置调度。这些不同技术之间的协同配置,除了直接运用技术和人力资本外,还需要依据企业自身特点,形成新的体系,可以体现在产品创新、商业模式创新、企业长期竞争力、企业创新生态系统和制造业产业升级^[38]。所以,企业会通过持续的创新投入来培养自身的创新能力,以适应在生产经营决策层面实现智能化,从而高技能的创新人才成为企业发展的长期需求,促进了劳动力需求结构的极化。邓悦和蒋琬仪(2022)基于中国企业-劳动力匹配调查(CEES)数据,使用工业机器人的企业研发支出提高1.21倍,有效专利数量上升22%,企业通过提高研发支出从而提高了企业管理效率和数字化管理能力、拥有更高技能和更年轻化的人力资本结构^[39]。何勤等(2020)基于115家制造业企业,依据创新扩散理论,构建出以产品创新和资本偏好为中介的人工智能技术采纳对就业的影响机制模型,指出产品创新与资本偏好在人工智能技术采纳对就业影响中存在中介效应^[40]。进一步,何勤(2021)基于2013—2018年87家人工智能上市企业的面板数据,发现企业的人工智能创新投入会影响企业劳动力技能结构的适配度^[41]。基于上述分析,本文提出如下假设。

H2a:企业人工智能应用要求持续的创新,通过提升企业研发投入,从而促进企业劳动力需求结构的极化。

其次,智能化是以充分的信息化投入为支撑的。信息化除了智能设备、信息设备、计算设备的投入外,软件的投入也是重要的技术支撑条件^[42]。这些软件除了本身投入大之外,还需要根据企业的业务集成而持续地开发,逐渐转化为附着在企业管理者和企业组织部门甚至技术人员身上的动态能力。

基于软件等信息化资本的投入,需要相应配套分析人员和操作人员,对劳动力的技能要求会越来越高,尤其是需要复合型的,既懂得信息技术,又懂得企业生产经营管理的人才。何小钢等(2019)基于120个城市共11999家企业调查数据,指出高技能劳动力能有效匹配ICT应用带来的生产方式与组织结构变革^[23]。人工智能应用会进一步强化对复合型人才的需求,替代掉低技能劳动力,从而导致极化效应。因此,本文提出如下假设。

H2b:企业人工智能应用要求信息化系统的支撑,通过提升企业信息化投入,从而促进企业劳动力需求结构的极化。

再次,智能化需要企业利用大数据技术对市场环境和机会进行识别,大数据除了物联网,还有生产网络、销售网络,需要企业有能力实现内部集成和外部拓展,引发业务环节甚至商业模式的蜕变,从而提升竞争力以适应市场和技术的变化^[43]。这种人工智能技术带来的与更大网络的互动能力会强化企业供应链集成,促进企业与其上下游的产业关联。例如,企业数字化转型大大提高了供应链的集成能力^[20],供应链集成正是人工智能技术提供信息共享、业务协同支撑下企业与其关联的全部其他主体可以实现的协作方式^[44]。

人工智能应用下,日益加深的产业关联需要企业培养和招聘更多复合型人才,尤其在业务方面能够进行全产业思维,有多元知识,又具备信息数据分析能力的高端人才。工业机器人应用会影响企业的员工结构和绩效水平,进而影响企业就业总体数量变动以及结构变动。人工智能作为新一代通用目的技术在生产网络中的运用,提高下游产业传导效应是实现高质量发展的重要途径^[18]。不少学者基于企业或城市层面数据,研究发现人工智能技术对就业的产业关联溢出效应可以提高产业关联度和融合度,进而对劳动力结构的优化效应不断增强^[45]。宋旭光和左马华青(2022)基于制造业上市公司微观数据,研究发现工业机器人应用对上游行业企业的就业影响表现为替代效应,对下游行业企业的就业变动具有正面的影响^[46]。因此,本文提出如下假设。

H2c:企业人工智能应用要求生产网络的互动,通过提升企业的产业关联,从而促进企业劳动力需求结构的极化。

三、研究设计、数据和变量

(一) 研究设计

1. 模型设计

为检验人工智能使用对企业员工数量和结构的影响,借鉴阿西莫格鲁和雷斯特雷波(2020)^[27]的研究,构建如下计量模型:

$$Y_{i,t} = \alpha_0 + \alpha_1 AI_{i,t} + \sum \alpha_2 control_{i,t} + \gamma_t + \varepsilon_{i,t} \quad (1)$$

模型(1)表示人工智能使用对企业劳动力总量、不同技能劳动力数量和劳动力结构的影响。 $Y_{i,t}$ 分别代表企业*i*在*t*年的劳动力数量($\ln N_{total}$)、不同技能劳动力数量($\ln N_{skill}$)、不同技能劳动力比例的劳动力结构($skill_ratio$)。其中技能用学历水平表示,分别有研究生、本科生、大专生、高中及以下四种类型。核心解释变量 $AI_{i,t}$ 是企业使用人工智能指数(该人工智能指数在后文的变量衡量中详细说明),基准回归中 $AI_{i,t}$

使用以亲密度为权重计算的指数,其他两种权重计算的指标作为稳健性检验。 α_1 是本文关心的核心系数,其经济学含义是人工智能增加一个单位所引起的总就业的变化率、不同技能劳动力增长率的变化和不同技能劳动力比例变化。 $control_{i,t}$ 是企业特征控制变量,包含资本结构、加权平均净资产收益率、固定资产比例、信息化资产等。 γ_t 表示时间固定效应, $\varepsilon_{i,t}$ 表示误差项。

为检验研发投入和信息化投入是企业人工智能使用改变劳动结构需求的作用路径,构建机制检验模型(2),其中 $M_{i,t}$ 分别表示人均研发费用、人均信息化投入。

$$M_{i,t} = \mu_0 + \mu_1 AI_{i,t} + \sum \mu_2 control_{i,t} + \gamma_t + \varepsilon_{i,t} \quad (2)$$

为检验产业链上下游行业的人工智能应用对该企业劳动力结构产生影响的作用路径,本文借鉴阿西莫格鲁和雷斯特雷波(2018)^[25]的做法,利用中国投入产出学会2007年^①中国投入产出表数据构建行业关联权重,检验人工智能应用的产业链传导效应。识别方程如下:

$$skill_ratio_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 AI_{i,t} + \beta_3 Upstream_{j,t} (or Downstream_{j,t}) + \sum \beta_2 control_{i,t} + \gamma_t + \varepsilon_{i,t} \quad (3)$$

$Upstream_{j,t}$ 的系数反映了 i 企业所在的 j 行业的下游行业的人工智能使用对 j 行业企业的劳动力需求结构的影响,称为“向上传导效应”。 $Downstream_{j,t}$ 的系数反映了 i 企业所在的 j 行业的上游行业的人工智能使用对 j 行业的劳动力结构的影响,称为“向下传导效应”。 $Upstream_{j,t}$ 和 $Downstream_{j,t}$ 的构造方法如下:

$$Upstream_{j,t} = \sum_k (output\%_{i \rightarrow k} - 1_{k=i}) \times AI_{j,t} \quad (4)$$

$$Downstream_{j,t} = \sum_k (output\%_{k \rightarrow i} - 1_{k=i}) \times AI_{j,t} \quad (5)$$

其中, $\sum_k (output\%_{j \rightarrow k} - 1_{k=j})$ 表示 j 行业与其下游行业 k 的关联系数,反映 j 行业每单位产出投入 k 行业的使用份额, $1_{k=j}$ 是一个指示函数(当 $k=j$ 时为1,否则为0)。 $\sum_k (output\%_{k \rightarrow j} - 1_{k=j})$ 表示 j 行业与其上游行业 k 的关联系数,反映了 j 行业每单位产出使用 k 行业中间投入品的份额。其余变量设定与前文设定一致。为了尽可能了解行业关联效应的影响渠道,本文采用以下方法对其进行验证:首先,在不控制本行业人工智能使用的情况下检验行业关联效应,此时估计得到的回归系数既包括通过影响本行业人工智能应用水平而产生的技术溢出效应,也包含了由中间品市场等非技术溢出途径带来的影响;其次,在控制本行业人工智能使用的情况下检验行业关联效应,此时得到的回归系数主要反映了由中间品市场等非技术溢出途径产生的影响。

2. 内生性处理

企业内人工智能化水平可能会因与不同教育程度劳动力的就业存在逆向因果关系而带来内生性偏误。人工智能技术的应用推广,既有直接减少就业岗位的替代效应,也有间接增加就业岗位的补偿效应。一方面,机器学习算法能够在很大程度上实现对人类智力的替代,完成很多以往只有人类才能完成的工作,企业将减少对从事重复性简单工作的低技能劳动力需求,由于人工智能设备使用和维护需要具备特定技能的劳动力,因此可能增加对高技能员工的需求;另一方面,高技能员工越多,越有利于引进和熟练使用人工智能设备,考虑到不断上升的人力成本,企业可能引进技术替代人力资本。同时,人工智能作为一项重大技术变革,也会衍生和创造出很多新的就业岗位,在实际分析中,可能遗漏了部分无法观察到的变量。

^① 本文实证数据为2009—2019年,以2007年的投入产出表构建行业关联权重,表明行业间的投入产出关系是既定且不随时间变化,这使得上下游行业的人工智能指数变化仅来自行业机器人应用水平的变化。

一般而言,内生性问题存在于个体层面,而非地区层面和行业层面,为此,有文献使用地区-行业层面解释变量的均值作为工具变量^[47]。本文借鉴阿西莫格鲁和雷斯特雷波(2020)^[27]的做法,采用其他发达国家或地区行业机器人水平作为人工智能使用的工具变量。IFR 涵盖了 90%的全球工业机器人市场,包含五十多个经济体 1993—2019 年的数据,其一手数据来自主要工业机器人供应商直接向 IFR 统计部门报告的机器人装机量^①。IFR 的报告显示,73%的全球装机量(robot installations)集中在中国、日本、美国、韩国和德国五个国家^[48]。美国一直处于人工智能、机器学习等技术领先领域,是中国强有力竞争对手;欧洲是两大工业机器人的主要产地之一,德国库卡(KUKA)是全球主要的工业机器人供货商之一。与国内其他文献^[49]类似,本文采用美国 IFR 行业机器人装机量数据作为工具变量,同时采用德国 IFR 行业装机量数据作为稳健性检验。

(二) 数据说明

本文使用上市公司微观数据,数据搜集分为两大部分:一是企业中人工智能的使用情况,二是企业员工构成和企业特征。企业使用人工智能指数是基于企业年报中相关关键词频次构造而成。年报数据主要来自巨潮网,同时以东方财富网、新浪财经等网站作为补充。企业员工构成和企业特征数据来自东方财富 Choice 金融终端、深圳希施玛数据科技有限公司 CSMAR 中国经济金融研究数据库、锐思(RESSET)数据库和万得(Wind)数据库。

在时间跨度上,选择 2009—2019 年。自 2010 年以来,中国人工智能逐渐进入爆发期,人工智能浪潮是深度学习推动的结果。2010 年以后移动互联网、云计算等新一代信息技术加速商业化应用,为深度学习技术的优化迭代提供了充足的数据基础和强大的算力支撑,到 2012 年前后深度学习技术出现爆发式发展态势。

虽然数据来自不同的数据库,但原始数据都是企业年报,通过企业股票代码和年份匹配所有数据。整合后共计搜集了 32 322 个样本,包含 11 年时间跨度的 4 737 家公司。为便于比较对不同技能劳动力的影响,本文基准回归仅采用四类学历数据完备的小样本,小样本包含 1 481 家公司,共 5 151 个样本。

(三) 变量衡量

1. 公司员工数量和结构

企业员工数据主要来自万得数据库,同时使用锐思数据库和 CSMAR 中国经济金融研究数据库作为补充。万得数据库提供了三类数据:企业员工总数、四类学历员工人数^②和四类就业岗位人数^③。在员工人数上,员工总数和后两类数据统计范围可能有差异^④,但后两类员工人数统计通常只包括母公司且两者人数上保持一致,因此本文将所有学历员工总数作为企业员工数量。

在员工结构上,万得数据库结构化了年报中关于各学历人数的信息,分为研究生、本科生、大专生和高中及以下学历。对于公司员工构成,以学历作为技能的替代指标,是国内外学者普遍采用的方法^[4,35,49],还

① IFR 数据库中的“机器人”意为多功能工业机器人(multipurpose industrial robots),根据 ISO 9787:2013 定义,它是自动控制的、可重复编程、多用途的操作机,可对三轴及三轴以上进行编程,它可以是固定式或移动式,在工业自动化中使用。工业机器人目前广泛应用于汽车、机械、电子、化工等工业领域。通常包括焊接机器人、喷涂机器人、装配机器人、弧焊机器人、点胶机器人、激光加工机器人、自动导引运输车(AGV)、选择性顺应性装配机器人手臂(SCARA)、并联机器人等。

② 四类学历分别是:研究生及以上、本科、专科、高中及以下。

③ 四类岗位分别是:生产、财务、技术、销售。

④ 统计范围可能是母公司,也可能是母公司和主要子公司。

有将工资水平或常规任务密集程度^[24]作为劳动技能的代理指标。基于数据的可获得性,本文在研究中采用学历作为技能划分的标准,将不同学历的员工数在就业员工总数中的占比作为衡量相应技能劳动者比重的指标,学历越高意味着劳动技能越高,将研究生和本科学历员工划分为高技能劳动力,专科学历的员工划分为中等技能劳动力,将高中及以下学历的员工划分为低技能劳动力。

由于原始资料企业年报关于各学历人数的报告标准不统一,有的企业可能报告了博士、硕士、本科等多个学历,但有的企业可能只报告了本科就业人数,四类学历均有信息记录的样本较少,因此以此为标准选择的样本量急剧减少。为减少万得数据库统计上的遗漏,尽可能增加数据,本文以CSMAR中国经济金融研究数据库和锐思数据库数据作为补充和验证。其中,CSMAR中国经济金融研究数据库提供了博士及以上、硕士、本科、大专、中专及以下五类指标,特别地,博士研究生和硕士研究生人数可作为万得数据中研究生学历的验证。锐思数据库较为详细记录了年报关于员工人数的原始信息,统计指标大致分为博士后、博士、硕士、本科、大专、高中、初中、小学及以下8类,但每项指标中文表述并不一致,该数据库较为复杂,仅作为资料参考。尽管综合了三个数据库,但因为每个企业原始数据本身(年报)差异较大,为便于比较人工智能对不同技能劳动力的影响,本文基准分析仅采用四类学历数据完备的样本。

2. 人工智能指标

本文基于来源多样化、数据体量大和具有时频高特点的文本大数据^[50],采用文本分析技术,结合jieba分词技术和Word2Vec词嵌入技术将原始文本库转化到数据矩阵,使用机器学习(无监督学习法中的词典法)提取数据矩阵信息;基于预先设定的词典,通过统计文本数据中不同类别词语出现的次数,结合不同的加权方法来提取文本信息,获取2009—2019年中国A股上市公司中有关人工智能关键词出现的频次、频率以及相互间关系;基于提取的关键词信息构造上市公司使用人工智能指数。表1汇总了不同加权方法下的人工智能指数构建方法。本文基准回归人工智能测量采用亲密度加权计算的企业使用人工智能指数,其他加权方法计算所得指标用于稳健性检验。

表1 人工智能指数的构建

| 加权方法 | 变量 | 定义 |
|-------|--------------|--|
| 亲密度加权 | AI_{iw} | 将各个关键词之间的亲密度作为关键词的权重 |
| 单一权重 | AI_{sw_1} | $\ln(\text{人工智能}+1)$ |
| | AI_{sw_2} | $\ln(\text{机器人}+1)$ |
| 等权重 | AI_{ew} | $\ln(\text{人工智能}+\text{智能}+\text{物联网}+\text{自动化}+\text{大数据}+\text{区块链}+\text{云服务}+\text{移动互联}+\text{机器人}+1)$ |
| | AI_{ratio} | 人工智能关键词出现次数占企业年报单词数的比值 |

注:为减少缺失值的产生,在取对数之前,对原始值加1。

3. 其他控制变量

结合本文研究目的和上市企业特点,借鉴有关研究选取以下变量作为控制变量。资本结构(DAR),以资产负债率=总负债/总资产衡量;加权平均净资产收益率(ROE),该数据在万得数据库中直接提供,反映所有者投资的获利能力,该比率越高,说明所有者投资带来的收益越高;固定资产比例(fix_ratio),采用固定资产净额/总资产使用来衡量;管理层持股比例($Nshrms_ratio$),该数据直接来自CSMAR中国经济金融研究数据库,比例越大管理层的利益与所有者的利益会更为一致,这时管理者会追求所有者权益最大化,预测管理层持股比例与公司就业增长、高技能人才负相关;企业非信息化资产(K_1)和信息化资产(K_2),计算方式为:非信息化资产=房屋及建筑物+运输工具+其他设备+商标权+特许经营权+土地使用权+房屋使用权+其他,

信息化资产=机器设备+电子及其他设备+电子设备+软件+专利技术+非专利技术;研发投入(*lndevl_exp*),采用企业当年研发支出作为研发投入的指标,研发投入关系到企业内部高端人才的就业比重,需要大量的高端智力资源投入,也可能需要中低端人员进行协同工作。

表 2 汇总了变量名称及其定义。

表 2 变量名称及定义

| 变量类型 | 变量名称 | 变量符号 | 变量定义 |
|-----------------|------------------|---------------------|---|
| 被解释变量 | 就业人数 | <i>lnN_total</i> | 企业员工数量对数 |
| | | <i>lnN_skill4</i> | 研究生员工数量对数 |
| | | <i>lnN_skill3</i> | 本科生员工数量对数 |
| | | <i>lnN_skill2</i> | 专科生员工数量对数 |
| | | <i>lnN_skill1</i> | 高中及以下员工数量对数 |
| | 劳动力结构 | <i>skill4_ratio</i> | 研究生学历人员比重 |
| | | <i>skill3_ratio</i> | 本科学历人员比重 |
| | | <i>skill2_ratio</i> | 专科生学历人员比重 |
| | | <i>skill1_ratio</i> | 高中及以下学历人员比重 |
| | | 解释变量 | 人工智能 |
| <i>AI_sw1</i> | 关键词“人工智能”词频的对数 | | |
| <i>AI_sw2</i> | 关键词“机器人”词频的对数 | | |
| <i>AI_ew</i> | 全部关键词频数等权重相加后取对数 | | |
| <i>AI_ratio</i> | 全部关键词数量/词汇总量 | | |
| 控制变量 | 资本结构 | | |
| | 加权平均净资产收益率 | <i>ROE</i> | $ROE = \frac{P_0}{E_0 + \frac{NP}{2} + E_i \times \frac{M_i}{M_0} - E_j \times \frac{M_j}{M_0} \pm E_k \times \frac{M_k}{M_0}}$ |
| | 固定资产比例 | <i>fix_ratio</i> | 固定资产比例=固定资产净额/总资产 |
| | 非信息化资产 | <i>lnK1</i> | 非信息化资产=房屋及建筑物+运输工具+其他设备+商标权+特许经营权+土地使用权+房屋使用权+其他 |
| | 信息化资产 | <i>lnK2</i> | 信息化资产=机器设备+电子及其他设备+电子设备+软件+专利技术+非专利技术 |
| | 研发投入 | <i>lndevl_exp</i> | 研发支出金额对数 |
| | 管理层持股比例 | <i>Nshrms_ratio</i> | 高级管理人员持股数/总股数 |

表 3 显示了 2009 年和 2019 年变量均值特征,并且采用人工智能指数等于 0 和 不等于 0 来分别统计。从企业数量上看,2009 年 *AI_iw*=0 类企业多于 *AI_iw* ≠ 0 类企业,但这一情况在 2019 年出现反转,且差异更加悬殊,2019 年大部分上市企业使用人工智能进行生产经营。与 2009 年企业相比,2019 年就业市场规模扩大,并且劳动力质量提高,高学历占比提高,低技能占比降低,且低技能占比变动幅度比高技能更大。从 2019 年企业特征上看,人工智能指数高的企业雇用了更多工人,同时高技能人才占比更高,低技能人才占比更低;企业有更多产出,以工资对数衡量的生产率更高,拥有更高非信息技术资产、信息技术资产投入和研发投入。

表3 变量描述性统计结果

| 变量 | 2009年 | | | | 2019年 | | | |
|-------------|-------------|-----|------------------|-----|-------------|-----|------------------|------|
| | $AI_{iw}=0$ | | $AI_{iw} \neq 0$ | | $AI_{iw}=0$ | | $AI_{iw} \neq 0$ | |
| | 均值 | 样本量 | 均值 | 样本量 | 均值 | 样本量 | 均值 | 样本量 |
| 企业员工数量对数 | 7.35 | 733 | 7.49 | 505 | 7.09 | 107 | 7.80 | 1135 |
| 研究生员工数量对数 | 1.63 | 733 | 2.23 | 505 | 3.27 | 107 | 4.10 | 1135 |
| 本科生员工数量对数 | 4.43 | 733 | 5.13 | 505 | 5.49 | 107 | 6.26 | 1135 |
| 专科生员工数量对数 | 5.40 | 733 | 5.50 | 505 | 5.62 | 107 | 6.26 | 1135 |
| 高中及以下员工数量对数 | 6.34 | 733 | 6.34 | 505 | 6.13 | 107 | 6.69 | 1135 |
| 研究生学历人员比重 | 1.67 | 733 | 2.71 | 505 | 3.54 | 107 | 4.49 | 1135 |
| 本科生学历人员比重 | 15.97 | 733 | 22.01 | 505 | 24.34 | 107 | 26.36 | 1135 |
| 专科生学历人员比重 | 24.79 | 733 | 23.56 | 505 | 24.25 | 107 | 23.56 | 1135 |
| 高中及以下学历人员比重 | 56.03 | 733 | 51.27 | 505 | 45.55 | 107 | 43.83 | 1135 |
| 资本结构 | 48.33 | 733 | 44.58 | 505 | 44.68 | 107 | 44.19 | 1134 |
| 加权平均净资产收益率 | 6.35 | 733 | 8.97 | 505 | 6.08 | 107 | 2.85 | 1133 |
| 固定资产比例 | 26.92 | 732 | 23.56 | 505 | 22.17 | 107 | 20.95 | 1134 |
| 非信息化资产 | 17.92 | 524 | 17.76 | 384 | 19.81 | 107 | 20.16 | 1134 |
| 信息化资产 | 13.90 | 456 | 14.44 | 352 | 18.26 | 106 | 18.87 | 1121 |
| 研发投入 | 16.69 | 102 | 16.85 | 164 | 16.89 | 75 | 18.14 | 1005 |
| 管理层持股比例 | 2.24 | 596 | 6.21 | 390 | 11.74 | 64 | 11.54 | 795 |

四、实证结果与分析

(一) 人工智能使用对上市公司劳动力需求数量的影响

根据前文实证模型,在基础回归部分,本文采用了固定效应模型,并控制时间因素;然后考虑内生性采用工具变量法进行模型估计。

表4报告了模型(1)中人工智能使用对上市公司就业总量和不同技能劳动力数量影响的估计结果。实证结果显示,人工智能使用对企业员工总体数量影响显著为正,对高技能员工(研究生)、中等技能员工和低技能员工就业增长都有正向影响。从控制变量上看,加权平均净资产收益率越高,企业的净资产创造利润的能力越强,企业员工增长越快;资本结构较高,说明企业期望通过举债经营,扩大生产规模,开拓市场,扩招企业员工;固定资产比例越低,企业资产才能更快流动,营运能力越强,更吸引员工前来就业。信息技术和软件是企业长期积累的结果,包含了人工智能相关技术,但由于人工智能实施时间短,信息化资产主要来自传统的信息化投资,两类资产积累都促进上市企业员工增长,且非信息化资产影响更大,这主要是因为非信息化资产历史积累更充分。已有研究^[13]把企业资产作为企业规模的指标,非信息化资产和信息化资产的系数都显著也在一定程度上说明,规模越大的企业,员工增长越快。研发投入衡量了企业的技术水平,研发投入与就业增长正相关,说明高技术企业就业增长更高。

表 4 人工智能使用对上市公司劳动力需求数量影响的回归结果

| 变量 | 就业总量 | 研究生数量 | 本科生数量 | 大专生数量 | 高中及以下 |
|----------------|--------------------------|--------------------------|--------------------------|--------------------------|-------------------------|
| 人工智能指数 | 0.003 0*** (0.000 7) | 0.002 5** (0.000 9) | 0.001 4 (0.000 7) | 0.001 9* (0.000 8) | 0.004 0*** (0.001 1) |
| 加权平均净资产收益率 | 0.000 6*** (0.000 1) | 0.000 8*** (0.000 2) | 0.000 6*** (0.000 1) | 0.000 6*** (0.000 2) | 0.000 6** (0.000 2) |
| 资本结构 | 0.002 2*** (0.000 4) | 0.002 3*** (0.000 5) | 0.002 0*** (0.000 4) | 0.001 5*** (0.000 4) | 0.002 6*** (0.000 6) |
| 管理层持股比例 | -0.000 8 (0.000 7) | 0.000 1 (0.000 9) | 0.000 1 (0.000 7) | 0.000 5 (0.000 8) | -0.001 2 (0.001 1) |
| 固定资产比例 | -0.004 7*** (0.000 8) | -0.012 2*** (0.001 1) | -0.008 6*** (0.000 8) | -0.004 0*** (0.000 9) | -0.001 3 (0.001 3) |
| 非信息化资产 | 0.165 0*** (0.009 3) | 0.163 0*** (0.011 9) | 0.154 0*** (0.009 4) | 0.173 0*** (0.010 5) | 0.178 0*** (0.014 2) |
| 信息化资产 | 0.052 5*** (0.005 1) | 0.040 4*** (0.006 5) | 0.050 7*** (0.005 2) | 0.050 7*** (0.005 8) | 0.071 1*** (0.007 8) |
| 研发投入 | 0.195 0*** (0.009 2) | 0.250 0*** (0.011 8) | 0.238 0*** (0.009 3) | 0.201 0*** (0.010 4) | 0.146 0*** (0.014 0) |
| 时间固定效应 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 常数项 | 0.407 0* (0.192 0) | -4.374 0*** (0.247 0) | -1.877 0*** (0.194 0) | -1.473 0*** (0.217 0) | -0.138 0 (0.294 0) |
| 样本量 | 5 151 | 5 151 | 5 151 | 5 151 | 5 151 |
| R ² | 0.403 0 | 0.490 0 | 0.515 0 | 0.353 0 | 0.248 0 |

注:括号内为标准误;*表示 P<0.05,**表示 P<0.01,***表示 P<0.001。后表同。

表 5 是模型(1)的工具变量(IFR 美国)回归结果。首先,第一阶段回归系数显著为正,且弱工具变量检验值(widstat)为 13.72,意味着工具变量与内生变量存在弱工具变量的可能性很低,通过检验。其次,观察第二阶段回归结果系数,就业总量系数虽然为正,但是统计上不显著。也就是说,在考虑内生性问题后,人工智能对企业员工总体数量并未有显著作用,假说 H1a 人工智能对企业就业数量总量影响“中性”得到验证;并且依然能够提高高技能员工数量,假说 H1b 的结构极化也得到验证。

表 5 人工智能对上市公司劳动力需求数量影响的回归结果(工具变量法)

| 变量 | 第一阶段 | 第二阶段 | | | | |
|--------|-------------------------|----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|
| | | 就业总量 | 研究生数量 | 本科生数量 | 大专生数量 | 高中及以下 |
| IFR 美国 | 0.544 1*** (0.147 0) | | | | | |
| 人工智能指数 | | 0.010 4 (0.012 1) | 0.047 1* (0.019 3) | 0.035 4* (0.014 9) | -0.001 1 (0.013 5) | -0.036 7 (0.021 9) |

表5(续)

| 变量 | 第一阶段 | 第二阶段 | | | | |
|----------------|--------------------------|-------------------------|--------------------------|--------------------------|-------------------------|-------------------------|
| | | 就业总量 | 研究生数量 | 本科生数量 | 大专生数量 | 高中及以下 |
| 加权平均净资产收益率 | -0.007 0 (0.003 6) | 0.000 7*** (0.000 2) | 0.001 0*** (0.000 3) | 0.000 7** (0.000 2) | 0.000 6** (0.000 2) | 0.000 5 (0.000 3) |
| 资本结构 | 0.007 2 (0.009 1) | 0.001 8*** (0.000 4) | 0.002 1** (0.000 7) | 0.001 6** (0.000 5) | 0.001 3** (0.000 5) | 0.002 1** (0.000 8) |
| 管理层持股比例 | -0.060 3*** (0.015 7) | 0.000 9 (0.001 1) | -0.000 4 (0.001 7) | 0.000 9 (0.001 3) | 0.001 6 (0.001 2) | -0.001 7 (0.001 9) |
| 固定资产比例 | -0.069 2*** (0.019 1) | -0.003 4** (0.001 2) | -0.011 0*** (0.002 0) | -0.006 7*** (0.001 5) | -0.003 6** (0.001 4) | -0.003 1 (0.002 3) |
| 非信息化资产 | 0.887 0*** (0.197 0) | 0.131 0*** (0.014 7) | 0.156 0*** (0.023 5) | 0.122 0*** (0.018 2) | 0.154 0*** (0.016 4) | 0.188 0*** (0.026 7) |
| 信息化资产 | 0.214 0 (0.110 0) | 0.030 6*** (0.005 7) | 0.016 2 (0.009 2) | 0.026 8*** (0.007 1) | 0.033 5*** (0.006 4) | 0.054 5*** (0.010 4) |
| 研发投入 | 1.432 0*** (0.201 0) | 0.192 0*** (0.020 0) | 0.249 0*** (0.031 9) | 0.224 0*** (0.024 7) | 0.208 0*** (0.022 3) | 0.204 0*** (0.036 3) |
| 弱工具变量检验 | | 13.720 0 | 13.720 0 | 13.720 0 | 13.720 0 | 13.720 0 |
| 样本量 | 4 477 | 4 477 | 4 477 | 4 477 | 4 477 | 4 477 |
| R ² | | 0.380 0 | 0.154 0 | 0.219 0 | 0.340 0 | -0.088 0 |

(二) 人工智能使用对上市公司劳动力需求结构的影响

表6报告了人工智能使用对上市公司劳动力需求结构的影响,表7是工具变量回归结果,回归都通过弱工具变量检验。从回归结果来看,虽然在表6中,企业人工智能使用能够降低其中等技能员工比例,但在控制内生性问题后,表7结果显示上市公司劳动力就业结构整体上呈现单极化效应,有效提高高等技能劳动力占比,同时降低低技能劳动力占比。后文所有的回归都是控制内生性后的工具变量回归。对比以往文献,本文单极化结论与部分文献中的两端极化不同,主要在于人工智能促进高、低技能劳动力的两端极化现象是基于国家层面整体劳动市场的影响而言^[35],其中对低技能劳动力的正向作用主要来源于人工智能的使用创造了更多服务业岗位,低技能劳动力转移到服务业^[5-6]。本文采用的上市企业数据,由于样本就业人员较少覆盖传统服务行业低技能人员及新兴涌现的平台灵活用工人员等,结论呈现单极化。

表6 人工智能对上市公司劳动力需求结构影响的回归结果

| 变量 | 研究生占比 | 本科生占比 | 大专生占比 | 高中及以下占比 |
|------------|----------------------|-----------------------|------------------------|-----------------------|
| 人工智能指数 | 0.002 8 (0.004 2) | -0.021 5 (0.011 4) | -0.023 4* (0.009 8) | 0.025 1 (0.020 0) |
| 加权平均净资产收益率 | 0.000 1 (0.000 8) | 0.000 2 (0.002 3) | 0.000 4 (0.002 0) | -0.001 4 (0.004 0) |

表6(续)

| 变量 | 研究生占比 | 本科生占比 | 大专生占比 | 高中及以下占比 |
|----------------|--------------------------|--------------------------|--------------------------|--------------------------|
| 资本结构 | -0.000 4 (0.002 2) | -0.002 5 (0.006 0) | -0.018 5*** (0.005 2) | 0.016 9 (0.010 6) |
| 管理层持股比例 | -0.002 6 (0.003 9) | 0.009 7 (0.010 7) | 0.029 2** (0.009 2) | -0.046 2* (0.018 8) |
| 固定资产比例 | -0.017 5*** (0.004 6) | -0.074 1*** (0.012 6) | 0.011 4 (0.010 8) | 0.098 0*** (0.022 1) |
| 非信息化资产 | 0.102 0 (0.052 8) | -0.354 0* (0.144 0) | 0.213 0 (0.123 0) | 0.082 7 (0.252 0) |
| 信息化资产 | -0.067 6* (0.029 0) | -0.243 0** (0.078 8) | -0.042 1 (0.067 7) | 0.352 0* (0.138 0) |
| 研发投入 | 0.173 0*** (0.052 1) | 0.861 0*** (0.142 0) | 0.090 3 (0.122 0) | -1.533 0*** (0.249 0) |
| 时间效应 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 常数项 | -0.413 0 (1.094 0) | 16.990 0*** (2.975 0) | 16.760 0*** (2.555 0) | 71.040 0*** (5.225 0) |
| 样本量 | 5 151 | 5 151 | 5 151 | 5 151 |
| R ² | 0.067 1 | 0.126 0 | 0.017 9 | 0.228 0 |

表 7 人工智能对上市公司劳动力需求结构影响的回归结果(工具变量法)

| 变量 | 研究生占比 | 本科生占比 | 大专生占比 | 高中及以下占比 |
|------------|-----------------------|-----------------------|-------------------------|------------------------|
| 人工智能指数 | 0.218 4* (0.085 6) | 0.666 3* (0.260 2) | -0.217 2 (0.165 1) | -1.346 3* (0.656 1) |
| 加权平均净资产收益率 | 0.000 8 (0.001 3) | 0.001 9 (0.003 9) | -0.000 7 (0.002 5) | 0.005 1 (0.013 4) |
| 资本结构 | -0.001 2 (0.003 0) | -0.001 3 (0.009 0) | -0.015 5** (0.005 7) | 0.052 3 (0.030 0) |
| 管理层持股比例 | 0.001 4 (0.007 4) | 0.004 2 (0.022 5) | 0.018 0 (0.014 3) | -0.095 9 (0.052 2) |
| 固定资产比例 | -0.007 5 (0.008 8) | -0.047 7 (0.026 6) | -0.002 9 (0.017 0) | 0.044 1 (0.064 3) |
| 非信息化资产 | 0.030 6 (0.104 0) | -0.461 0 (0.316 0) | 0.442 0* (0.201 0) | 1.034 0 (0.657 0) |

表7(续)

| 变量 | 研究生占比 | 本科生占比 | 大专生占比 | 高中及以下占比 |
|----------------|-------------------------|------------------------|----------------------|----------------------|
| 信息化资产 | -0.107 0** (0.040 7) | -0.268 0* (0.123 0) | 0.035 7 (0.078 5) | 0.287 0 (0.234 0) |
| 研发投入 | 0.010 2 (0.142 0) | 0.407 0 (0.429 0) | 0.314 0 (0.273 0) | 0.306 0 (1.095 0) |
| 弱工具变量检验 | 13.720 0 | 13.720 0 | 13.720 0 | 8.858 0 |
| 样本量 | 4 477 | 4 477 | 4 477 | 4 477 |
| R ² | -0.720 0 | -0.816 0 | -0.089 9 | -0.204 0 |

资本结构对中等技能员工比例影响为负,说明资产负债率越高的上市企业中等技能员工占比越低。管理层持股比例越高表明企业所有权和控制权结合越紧密,管理者所管理的员工人数和才能是管理者效用函数的一部分,管理者有动机采取自身效用最大化而非所有者权益最大化。因此,当管理者持股比例越高,则管理者更倾向于招聘中高技能员工,但该变量在控制内生性后对就业结构没有显著影响。加大非信息化资产投资,可以提高中等技能员工占比,中等技能员工以实用型技术人才为主,他们更多依赖非信息化资产工作而不是信息化资产;提高信息化资产将降低高技能员工占比,信息化资产主要来自传统的信息化投资,传统信息化技术运用已经较为成熟,在设备运行和维护上对高技能员工需求减少。因此,假说 H1b 就业结构极化得到验证。

(三) 稳健性检验

本文选用四种方式进行稳健性检验,分别是更换解释变量人工智能的指标衡量、重新选择工具变量、区分制造业和非制造业、扩展样本范围。

1. 更换人工智能指标

本文根据三种不同权重方式定义了五种指标(具体见表1),基准回归中使用的是亲密度权重指标,在此处的稳健性检验中,分别用其他四种指标:全部关键词频数等权重相加后取对数 AI_{ew} ;全部关键词数量/词汇总量 AI_{ratio} ;关键词“人工智能”词频的对数 AI_{sw_1} ;关键词“机器人”词频的对数 AI_{sw_2} 。所有回归都采用工具变量回归。

从表8可以发现,更换指标后,人工智能对就业数量的影响和基准回归相似,对就业结构影响的方向与基准回归一致。

表8 稳健性检验之一:更换人工智能指标

| 变量 | 对劳动力需求数量的影响 | | | | |
|--------------|----------------------|--------------------------|--------------------------|------------------------|-------------------------|
| | 就业总量 | 研究生数量 | 本科生数量 | 大专生数量 | 高中及以下 |
| AI_{ew} | 0.083 5 (0.096 9) | 0.380 0** (0.140 0) | 0.285 0** (0.109 0) | -0.008 9 (0.109 0) | -0.296 0 (0.170 0) |
| AI_{ratio} | 8.099 0 (9.369 0) | 36.800 0** (13.720 0) | 27.670 0** (10.670 0) | -0.860 0 (10.530 0) | -28.700 0 (16.270 0) |

表8(续)

| 变量 | 对劳动力需求数量的影响 | | | | |
|--------------------------|----------------------|------------------------|------------------------|-----------------------|-----------------------|
| | 就业总量 | 研究生数量 | 本科生数量 | 大专生数量 | 高中及以下 |
| <i>AI_sw₁</i> | 0.122 0 (0.143 0) | 0.555 0** (0.207 0) | 0.418 0** (0.161 0) | -0.013 0 (0.159 0) | -0.433 0 (0.237 0) |
| <i>AI_sw₂</i> | 0.185 0 (0.218 0) | 0.841 0* (0.363 0) | 0.632 0* (0.281 0) | -0.019 6 (0.241 0) | -0.656 0 (0.398 0) |
| 控制变量 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 弱工具变量检验 | 通过 | 通过 | 通过 | 通过 | 通过 |
| 样本量 | 4 477 | 4 477 | 4 477 | 4 477 | 4 477 |

| 变量 | 对劳动力需求结构的影响 | | | |
|--------------------------|---------------------------|----------------------------|---------------------------|---------------------------|
| | 研究生占比 | 本科生占比 | 大专生占比 | 高中及以下占比 |
| <i>AI_ew</i> | 1.757 0** (0.634 0) | 5.366 0** (1.853 0) | -1.748 0 (1.332 0) | -4.766 0 (3.053 0) |
| <i>AI_ratio</i> | 170.400 0** (60.000 0) | 520.300 0** (180.400 0) | -169.500 0 (126.400 0) | -462.100 0 (294.400 0) |
| <i>AI_sw₁</i> | 2.572 0** (0.881 0) | 7.853 0** (2.562 0) | -2.558 0 (1.904 0) | -6.975 0 (4.325 0) |
| <i>AI_sw₂</i> | 3.893 0* (1.613 0) | 11.890 0* (4.854 0) | -3.872 0 (2.998 0) | -10.560 0 (7.106 0) |
| 控制变量 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 弱工具变量检验 | 通过 | 通过 | 通过 | 通过 |
| 样本量 | 4 477 | 4 477 | 4 477 | 4 477 |

注:省略工具变量第一阶段回归结果,表9—表13同,备案。

2. 重新选择工具变量

德国人工智能发展水平处于世界前列,此处采用德国人工智能使用数据作为新的工具变量,回归结果见表9。从回归结果来看,人工智能对上市企业就业总量影响为正,但不显著;对高技能劳动力包括本科生和研究生数量有促进作用,与基准回归结果保持一致。对就业结构的影响表现为促进高技能劳动力占比,降低低技能占比,也与基准回归结果一致。

表9 稳健性检验之二:重新选择工具变量指标

| 变量 | 对劳动力需求数量的影响 | | | | |
|------|----------------------|-------------------------|-------------------------|-----------------------|-----------------------|
| | 就业总量 | 研究生数量 | 本科生数量 | 大专生数量 | 高中及以下 |
| 人工智能 | 0.004 1 (0.007 6) | 0.051 4*** (0.013 0) | 0.029 5*** (0.008 9) | -0.004 0 (0.008 6) | -0.023 0 (0.013 2) |
| 控制变量 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |

表9(续)

| 变量 | 对劳动力需求数量的影响 | | | | |
|---------|-------------|-------|-------|-------|-------|
| | 就业总量 | 研究生数量 | 本科生数量 | 大专生数量 | 高中及以下 |
| 弱工具变量检验 | 通过 | 通过 | 通过 | 通过 | 通过 |
| 样本量 | 4 477 | 4 477 | 4 477 | 4 477 | 4 477 |

| 变量 | 对劳动力需求结构的影响 | | | |
|---------|------------------------|-------------------------|-----------------------|------------------------|
| | 研究生占比 | 本科生占比 | 大专生占比 | 高中及以下占比 |
| 人工智能 | 0.146 0** (0.046 2) | 0.496 0*** (0.149 0) | -0.150 0 (0.102 0) | -0.698 0* (0.293 0) |
| 控制变量 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 弱工具变量检验 | 通过 | 通过 | 通过 | 通过 |
| 样本量 | 4 477 | 4 477 | 4 477 | 4 477 |

3. 仅考察制造业企业

借鉴国内众多学者使用制造业企业作为基础数据库的做法,例如吕世斌和张世伟(2015)^[51]利用制造业行业数据,研究不同技能工人就业结构变化;闫雪凌等(2020)对制造业行业的研究显示工业机器人保有量每上升1%,就业岗位减少约4.6%^[14]。本文将样本范围缩小至制造业企业重新进行模型估计,见表10。在本文所收集的数据中,制造业企业总共17 637条数据,占60.06%,制造业企业中各解释变量和控制变量数据齐全的共3 741条(72.63%)。在考虑内生性问题后,虽然人工智能对上市企业就业数量没有显著影响,但对高技能员工比例依然有提升作用,制造业企业回归支持基准回归的结论。

表10 稳健性检验之三:仅考察制造业企业

| 变量 | 对劳动力需求数量的影响 | | | | |
|---------|----------------------|-------------------------|-------------------------|-----------------------|----------------------|
| | 就业总量 | 研究生数量 | 本科生数量 | 大专生数量 | 高中及以下 |
| 人工智能 | 0.008 2 (0.006 6) | 0.045 8*** (0.012 0) | 0.027 2*** (0.008 0) | -0.003 8 (0.007 5) | 0.000 8 (0.010 4) |
| 控制变量 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 弱工具变量检验 | 通过 | 通过 | 通过 | 通过 | 通过 |
| 样本量 | 3 046 | 3 046 | 3 046 | 3 046 | 3 046 |

| 变量 | 对劳动力需求结构的影响 | | | |
|---------|------------------------|------------------------|------------------------|-----------------------|
| | 研究生占比 | 本科生占比 | 大专生占比 | 高中及以下占比 |
| 人工智能 | 0.117 0** (0.037 3) | 0.303 0** (0.111 0) | -0.255 0* (0.101 0) | -0.310 0 (0.227 0) |
| 控制变量 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 弱工具变量检验 | 通过 | 通过 | 通过 | 通过 |
| 样本量 | 3 046 | 3 046 | 3 046 | 3 046 |

4. 扩展样本范围

本文基准回归为便于比较人工智能对不同技能劳动力的影响,仅采用四类学历数据完备的小样本。在

此稳健性回归中使用全样本进行回归。表 11 结果显示,在考虑内生性问题后,虽然人工智能对上市企业就业数量没有显著影响,但对高技能员工数量和高技能劳动力占比依然有提升作用,同时降低低技能劳动力占比。因此,对就业数量和结构的影响与控制内生性后的基准回归保持一致。

表 11 稳健性检验之四:扩展样本范围

| 变量 | 对劳动力需求数量的影响 | | | | |
|---------|-----------------------|--------------------------|--------------------------|--------------------------|-----------------------|
| | 就业总量 | 研究生数量 | 本科生数量 | 大专生数量 | 高中及以下 |
| 人工智能 | -0.002 6 (0.008 1) | 0.081 8 *** (0.018 6) | 0.053 9 *** (0.016 1) | 0.078 8 *** (0.020 7) | -0.048 9 (0.030 5) |
| 控制变量 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 弱工具变量检验 | 通过 | 通过 | 通过 | 通过 | 通过 |
| 样本量 | 13 600 | 10 054 | 12 618 | 12 041 | 7 204 |

| 变量 | 对劳动力需求结构的影响 | | | |
|---------|-----------------------|--------------------------|----------------------|------------------------|
| | 研究生占比 | 本科生占比 | 大专生占比 | 高中及以下占比 |
| 人工智能 | 0.120 0* (0.053 7) | 0.887 0 *** (0.250 0) | 0.251 0 (0.178 0) | -1.564 0* (0.728 0) |
| 控制变量 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 弱工具变量检验 | 通过 | 通过 | 通过 | 通过 |
| 样本量 | 10 054 | 12 618 | 12 041 | 7 204 |

注:此处采用大样本回归,因为出现有的公司有某些学历数据,而有些公司没有,可能不同学历之间的系数之间不可比,但是可以观察显著性。

(四) 机制分析

1. 企业内部生产环节——研发投入效应

对于假设 H2a,根据前文的机制检验模型,从表 12 中可以看出,人工智能对机制变量人均研发费用回归系数显著为正,说明机制变量成立,即人工智能通过提高研发费用从而影响技能结构。一般而言,研发投入费用提高的企业雇佣更多高技能人才以匹配人工智能的操作与维护工作。由此,研究假设 H2a 得到验证。

2. 企业内部管理信息化程度——信息化投入效应

对于假设 H2b,根据检验模型,同样从表 12 的回归结果可以看出,人工智能对机制变量信息化程度回归系数显著为正;说明人工智能通过企业内部管理信息化进而影响劳动力的高技能极化。由此,回归验证了研究假设 H2b。

表 12 人均研发投入和信息化投入的机制分析

| 变量 | 人均研发投入 | 人均信息化投入 |
|------|-----------------------|------------------------|
| 人工智能 | 0.049 8* (0.022 2) | 0.161 2** (0.057 7) |
| 控制变量 | 控制 | 控制 |

表12(续)

| 变量 | 人均研发投入 | 人均信息化投入 |
|---------|--------|---------|
| 弱工具变量检验 | 通过 | 通过 |
| 样本量 | 4 477 | 4 477 |

3. 企业外部环境——产业链关联

针对假设 H2c,表 13 报告了人工智能应用对企业就业结构的产业链传导效应的估计结果。结果表明,下游行业人工智能使用水平变化对上游企业劳动力结构的影响(向上游传导效应)并不显著,但上游行业人工智能应用水平变化通过产业链传导对下游行业企业劳动力结构的影响(向下游传导效应)显著,其可能主要表现为技术溢出,并且这种溢出效应呈现出对高技能劳动力的促进效应和对低技能劳动力的挤出效应。假设 H2c 得到验证。

表 13 人工智能对企业劳动力结构影响的产业链传导效应

| 变量 | 向上传导 | | | | | | | |
|---------|-------------------------|------------------------|------------------------|-------------------------|-----------------------|-----------------------|------------------------|-----------------------|
| | 不控制本行业企业人工智能 | | | | 控制本行业企业人工智能 | | | |
| | 研究生 | 本科生 | 大专生 | 高中及以下 | 研究生 | 本科生 | 大专生 | 高中及以下 |
| 人工智能 | | | | | 0.080 7 (0.144 0) | 0.269 0 (0.429 0) | -0.296 0* (0.143 0) | -0.070 2 (0.562 0) |
| 向上传导效应 | 0.174 0 (0.187 0) | 0.510 0 (0.555 0) | 0.028 0 (0.191 0) | -0.610 0 (0.747 0) | 0.157 0 (0.207 0) | 0.453 0 (0.615 0) | 0.090 1 (0.206 0) | -0.595 0 (0.806 0) |
| 弱工具变量检验 | 通过 | 通过 | 通过 | 通过 | 通过 | 通过 | 通过 | 通过 |
| 样本量 | 4 477 | 4 477 | 4 477 | 4 477 | 4 477 | 4 477 | 4 477 | 4 477 |
| 变量 | 向下传导 | | | | | | | |
| | 不控制本行业企业人工智能 | | | | 控制本行业企业人工智能 | | | |
| | 研究生 | 本科生 | 大专生 | 高中及以下 | 研究生 | 本科生 | 大专生 | 高中及以下 |
| 人工智能 | | | | | 0.330 0 (0.549 0) | 2.506 0 (2.247 0) | 0.649 0 (0.957 0) | 3.149 0 (2.402 0) |
| 向下传导效应 | 0.006 5*** (0.001 8) | 0.016 5** (0.005 2) | -0.008 6* (0.004 0) | -0.026 5** (0.009 6) | -0.003 7 (0.015 9) | -0.060 9 (0.065 2) | -0.028 7 (0.027 8) | -0.124 0 (0.069 7) |
| 弱工具变量检验 | 通过 | 通过 | 通过 | 通过 | 通过 | 通过 | 通过 | 通过 |
| 样本量 | 4 477 | 4 477 | 4 477 | 4 477 | 4 477 | 4 477 | 4 477 | 4 477 |

五、研究结论与讨论

(一) 研究结论

人工智能作为重大的技术变革已广泛地冲击劳动力市场,研究企业对待人工智能的态度以及由此引致的企业劳动力需求结构变化将为未来稳就业、保民生提供重要的实践经验。本文采用文本分析和机器学习技术构建了 2009—2019 年中国 A 股上市公司人工智能使用指数,实证研究人工智能使用对企业劳动力需

求数量和结构的影响,得到如下结论。

(1)人工智能使用对企业整体劳动力需求数量没有明显影响,但有效地提高高技能劳动力雇佣,人工智能使用每提升一个单位,研究生和本科生劳动力数量需求分别提高0.0471%和0.0354%;人工智能使用对企业劳动力结构影响呈现“单极化”趋势,人工智能使用每提升一单位,研究生和本科生劳动力比例上升0.218%和0.666%,高中及以下劳动力比例下降1.346%。针对人工智能使用和企业员工增长之间存在逆向因果关系带来的内生性问题,本文选择IFR提供的美国机器人装机量作为工具变量。为检验研究结果的稳健性,本文重新定义人工智能指标、重新选择工具变量、考察制造业行业和扩展样本范围,检验结果依然稳健。

(2)针对人工智能使用对劳动力结构“单极化”的影响,本文从企业应用人工智能技术的过程展开讨论。智能化技术需要企业具有持续性创新能力,以充分的信息化程度作为支撑,并强化了与更大社会生产网络的互动,所以,从企业内部生产环节和内部管理信息化来看,企业人工智能使用提高会引致人均研发投入和信息化投入的提高,进而扩大对高技能劳动力的需求;从企业外部产业链关联来看,上游行业人工智能使用变化可以通过产业链传导至下游企业,进一步强化就业单极化趋势。

(二) 政策建议

根据本文的实证证据和机理研究,为更好地应对人工智能使用对企业劳动力需求带来的改变,应做好以下几个方面的工作:

(1)将人工智能等相关技术的发展和应用情况纳入统计调查体系,监测、分析人工智能对经济社会的影响。搭建人工智能研发机构、企业、大学和政府之间的沟通渠道,建立信息交流共享平台,提高相关战略和政策制定、实施的科学性和有效性。

(2)加强培养和引进高技能人才的力度,满足企业对人工智能高端人才的需求。一方面,自主建设知识型、技能型、创新型劳动者大军,支持高校建立智能制造学科体系,重点培养贯通人工智能基础理论、软硬技术、市场产品等领域的纵向复合型人才,同时发展“人工智能+”经济、法律、生物、物理等的横向复合型人才,实现高端人才引领人工智能发展目标。另一方面,加大对高端人才引进力度,鼓励企业和科研机构引进人工智能人才,促进国际高端人才加速向中国流动和聚集。

(3)做好对存量人才的人工智能应用技能培训。对于工业机器人模式的技术,除了企业必需的操作培训外,加强人工智能技术企业的专业服务,提升对专业服务企业的技术潜力挖掘,并及时培养企业存量人才的人工智能技术环境下自主应用能力。对于面向交互式人工智能技术,提供对应的人工智能应用能力的培训,及时总结人工智能技术应用对人才核心能力的需求变化,为存量人才的能力提升提供明确培训方向。

(4)应对人工智能的就业替代效应,构建就业扶持体系,减少技术变革下的摩擦性失业和结构性失业。搭建全国就业信息发布平台,针对重点行业、重点人群发布就业信息,促进就业匹配;鼓励企业和各类培训机构为失业人员提供人工智能相关培训;优化再就业扶持政策,完善失业人员转岗培训和继续教育制度。

(三) 研究局限与展望

首先,本文实证研究的数据来自上市公司,上市公司依据其较强的企业能力,在劳动力市场上具有明显的吸引力,其对劳动力的需求可得到劳动力市场充分支持,而且其人工智能应用水平在所有的企业中也更具有实力。但是对于数量更为庞大的中小企业来说,应用人工智能所需要的数字化、信息化成本是难以承担的,在劳动力市场上也比较难以获得高技能人才、复合型人才的青睐,其应对人工智能所产生的劳动力需

求的变化需要进一步研究。其次,人工智能应用是一项正在发展的综合技术,企业也处于探索之中,还没有达到技术应用的成熟状态,尤其是企业人工智能技术与整个产业网络、社会的信息网络的联通不仅仅是经济效率的问题,更涉及数据安全、政治权利、促进就业、共同富裕等问题,如何达成人工智能技术应用与社会目标的平衡发展,也会制约企业满足其劳动力需求的能力。所以,企业对劳动力需求的单极化效应并不一定是一成不变的,其变化的前提和机制还需要更深入的探讨。

参考文献:

- [1] MOKYR J, VICKERS C, ZIEBARTH N L. The history of technological anxiety and the future of economic growth: is this time different? [J]. *Journal of Economic Perspectives*, 2015, 29(3): 31-50.
- [2] AUTOR D H. Why are there still so many jobs? The history and future of workplace automation[J]. *Journal of Economic Perspectives*, 2015, 29(3): 3-30.
- [3] ACEMOGLU D, RESTREPO P. Artificial intelligence, automation and work[Z]. NBER Working Paper No. 24196, 2018.
- [4] MICHAELS G, NATRAJ A, VAN REENEN J. Has ICT polarized skill demand? Evidence from eleven countries over twenty-five years[J]. *The Review of Economics and Statistics*, 2014, 96(1): 60-77.
- [5] GOOS M, MANNING A, SALOMONS A. Explaining job polarization: routine-biased technological change and offshoring[J]. *American Economic Review*, 2014, 104(8): 2509-2526.
- [6] AUTOR D, SALOMONS A. Robocalypse now—does productivity growth threaten employment[C]//European Central Bank. *Proceedings of the ECB Forum on Central Banking: investment and growth in advanced economies*. Sintra: ECB, 2017: 45-118.
- [7] BONFIGLIOLI A, CRINÒ R, FADINGER H, et al. Robot imports and firm-level outcomes[J/OL]. *The Economic Journal*, 2024[2024-07-01]. <https://doi.org/10.1093/ej/ueae055>.
- [8] ACEMOGLU D, LELARGE C, RESTREPO P. Competing with robots: firm-level evidence from France[J]. *AEA Papers and Proceedings*, 2020, 110: 383-388.
- [9] 吕越,谷玮,包群. 人工智能与中国企业参与全球价值链分工[J]. *中国工业经济*, 2020(5): 80-98.
- [10] 王永钦,董雯. 机器人的兴起如何影响中国劳动力市场?——来自制造业上市公司的证据[J]. *经济研究*, 2020, 55(10): 159-175.
- [11] 张吉昌,龙静,王泽民. 智能化转型如何赋能制造企业高质量发展? [J]. *经济与管理研究*, 2023, 44(4): 3-20.
- [12] 余玲铮,魏下海,吴春秀. 机器人对劳动收入份额的影响研究——来自企业调查的微观证据[J]. *中国人口科学*, 2019(4): 114-125.
- [13] FAN H C, HU Y C, TANG L X. Labor costs and the adoption of robots in China[J]. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 2021, 186: 608-631.
- [14] 闫雪凌,朱博楷,马超. 工业机器人使用与制造业就业:来自中国的证据[J]. *统计研究*, 2020, 37(1): 74-87.
- [15] BESSEN J. AI and jobs: the role of demand[Z]. NBER Working Paper No. 24235, 2018.
- [16] FURMAN J, SEAMANS R. AI and the economy[J]. *Innovation Policy and the Economy*, 2019, 19: 161-191.
- [17] GRAETZ G, MICHAELS G. Robots at work[J]. *The Review of Economics and Statistics*, 2018, 100(5): 753-768.
- [18] 程文. 人工智能、索洛悖论与高质量发展:通用目的技术扩散的视角[J]. *经济研究*, 2021, 56(10): 22-38.
- [19] 焦豪,杨季枫,王培暖,等. 数据驱动的企业动态能力作用机制研究——基于数据全生命周期管理的数字化转型过程分析[J]. *中国工业经济*, 2021(11): 174-192.
- [20] 李琦,刘力钢,邵剑兵. 数字化转型、供应链集成与企业绩效——企业家精神的调节效应[J]. *经济管理*, 2021, 43(10): 5-23.
- [21] 吴非,胡慧芷,林慧妍,等. 企业数字化转型与资本市场表现——来自股票流动性的经验证据[J]. *管理世界*, 2021, 37(7): 130-144.
- [22] 贾西猛,李丽萍,王涛,等. 企业数字化转型对开放式创新的影响[J]. *科学与科学技术管理*, 2022, 43(11): 19-36.
- [23] 何小钢,梁权熙,王善骢. 信息技术、劳动力结构与企业生产率——破解“信息技术生产率悖论”之谜[J]. *管理世界*, 2019, 35(9): 65-80.

- [24] AUTOR D H, LEVY F, MURNANE R J. The skill content of recent technological change: an empirical exploration[J]. *The Quarterly Journal of Economics*, 2003, 118(4): 1279-1333.
- [25] ACEMOGLU D, RESTREPO P. The race between man and machine: implications of technology for growth, factor shares, and employment[J]. *American Economic Review*, 2018, 108(6): 1488-1542.
- [26] 王君, 张于喆, 张义博, 等. 人工智能等新技术进步影响就业的机理与对策[J]. *宏观经济研究*, 2017(10): 169-181.
- [27] ACEMOGLU D, RESTREPO P. Robots and jobs: evidence from US labor markets[J]. *Journal of Political Economy*, 2020, 128(6): 2188-2244.
- [28] HERRENDORF B, ROGERSON R, VALENTINYI Á. Two perspectives on preferences and structural transformation[J]. *American Economic Review*, 2013, 103(7): 2752-2789.
- [29] 程承坪, 彭欢. 人工智能影响就业的机理及中国对策[J]. *中国软科学*, 2018(10): 62-70.
- [30] KORINEK A, STIGLITZ J E. Artificial intelligence and its implications for income distribution and unemployment[Z]. NBER Working Paper No. 24174, 2017.
- [31] AGHION P, JONES B F, JONES C I. Artificial intelligence and economic growth[Z]. NBER Working Paper No. 23928, 2017.
- [32] OSCHINSKI M, WYONCH R. Future shock? The impact of automation on Canada's labour market[Z]. C. D. Howe Institute Commentary No. 472, 2017.
- [33] DAUTH W, FINDEISEN S, SUEDEKUM J, et al. Adjusting to robots: worker-level evidence[Z]. Opportunity and Inclusive Growth Institute Working Paper No.13, 2018.
- [34] 孙早, 侯玉琳. 工业智能化如何重塑劳动力就业结构[J]. *中国工业经济*, 2019(5): 61-79.
- [35] 张于喆. 人工智能、机器人的就业效应及对策建议[J]. *科学管理研究*, 2019, 37(1): 43-45.
- [36] 李新娥, 喻子君, 夏静, 等. 人工智能技术应用下制造业企业就业效应研究——基于101家上市公司的实证检验[J]. *中国软科学*, 2021(S1): 277-286.
- [37] 李梦娜, 周云波. 数字经济发展的“人力资本”结构效应研究[J]. *经济与管理研究*, 2022, 43(1): 23-38.
- [38] 郭星光, 陈曦. 数据赋能与我国制造业企业创新: 前沿探析与未来展望[J]. *科技进步与对策*, 2021, 38(15): 151-160.
- [39] 邓悦, 蒋琬仪. 工业机器人、管理能力与企业技术创新[J]. *中国软科学*, 2022(11): 129-141.
- [40] 何勤, 李雅宁, 程雅馨, 等. 人工智能技术应用对就业的影响及作用机制研究——来自制造业企业的微观证据[J]. *中国软科学*, 2020(S1): 213-222.
- [41] 何勤. 人工智能创新投入能提升企业员工的收入吗? ——基于技能结构错配视角的研究[J]. *北京工商大学学报(社会科学版)*, 2021, 36(5): 24-36.
- [42] 杨瑾, 王一辰. 装备制造业智能化转型升级影响因素及作用机理[J]. *科学学研究*, 2023, 41(5): 807-817.
- [43] GILCH P M, SIEWEKE J. Recruiting digital talent: the strategic role of recruitment in organisations' digital transformation[J]. *German Journal of Human Resource Management*, 2021, 35(1): 53-82.
- [44] FLYNN B B, HUO B F, ZHAO X D. The impact of supply chain integration on performance: a contingency and configuration approach[J]. *Journal of Operations Management*, 2010, 28(1): 58-71.
- [45] 钞小静, 沈路, 廉园梅. 人工智能技术对制造业就业的产业关联溢出效应研究[J]. *现代财经(天津财经大学学报)*, 2022, 42(12): 3-20.
- [46] 宋旭光, 左马华青. 工业机器人如何影响制造业就业变动——基于上市公司微观数据的分析[J]. *经济学动态*, 2022(7): 70-89.
- [47] FISMAN R, SVENSSON J. Are corruption and taxation really harmful to growth? Firm level evidence[J]. *Journal of Development Economics*, 2007, 83(1): 63-75.
- [48] International Federation of Robotics. Executive summary world robotics 2020 industrial robots[R]. Frankfurt: IMF, 2020.
- [49] 郝楠. 劳动力就业“极化”、技能溢价与技术创新[J]. *经济学家*, 2017(8): 27-32.
- [50] 沈艳, 陈赟, 黄卓. 文本大数据分析在经济学和金融学中的应用: 一个文献综述[J]. *经济学(季刊)*, 2019, 18(4): 1153-1186.
- [51] 吕世斌, 张世伟. 中国劳动力“极化”现象及原因的经验研究[J]. *经济学(季刊)*, 2015, 14(2): 757-778.

How does AI Affect Enterprises' Labor Demand and Structure?

—Empirical Evidence Based on Annual Reports of Listed Companies

PAN Liqun¹, LI Jing², YU Menglin³

(1. Guangzhou University, Guangzhou 510006;

2. Xiamen University, Xiamen 361005;

3. Audit Bureau of Zhenjiang Economic and Technological Development Zone, Zhenjiang 212009)

Abstract: Artificial intelligence (AI), a comprehensive technology to replace part of human cognition and thinking abilities, is widely applied in social and economic activities. Previous studies have observed changes in demand and structure, but the specific impact mechanism of structural change is still unclear from the micro level. Based on the technical attributes of enterprise AI applications, this paper combines the theories of complementarity of human capital and dynamic capabilities and uses the data of China's A-share listed companies from 2009 to 2019. Then, it applies textual analysis and machine learning methods to construct an index of AI applications in enterprises and empirically examines the impact of AI applications on labor demand and structure and its mechanism.

The findings indicate that the overall impact of AI applications on labor demand is neutral, yet it exhibits a unipolarization effect that amplifies the demand for highly skilled labor in enterprises. In view of the endogeneity caused by the reverse causal relationship between AI applications and the growth of enterprise employees, this paper selects the number of installed robots in the United States provided by the International Federation of Robotics (IFR) as the instrumental variable. The results are still robust after redefining the AI indicators, reselecting the instrumental variable, examining the manufacturing industry, and reselecting the sample range.

This paper discusses the process of applying AI in enterprises. Intelligent technology requires enterprises to possess enduring innovation capabilities, which are supported by comprehensive informatization and strengthen the interaction with the more extensive production network. Therefore, from the perspective of internal production links and management informatization, increasing AI applications in enterprises will lead to heightened per capita R&D and informatization investments, thereby expanding the demand for highly skilled labor. From the perspective of the external industrial chain of enterprises, changes in AI applications in upstream industries can be transmitted to downstream enterprises through the industrial chain, further strengthening the trend of unipolarization of employment.

The findings supplement the academic discussion boundary of the impact of new technology applications on enterprise labor demand at the micro-enterprise level, enriching the research on changes in enterprise labor demand. Moreover, it provides a theoretical basis for enterprises to cope with changes in labor demand under the impact of new technology and formulate policies to guide full employment.

Keywords: artificial intelligence; labor structure; unipolarization effect; text analysis; machine learning

责任编辑:李 叶;魏小奋